研究論文
光学 35, 12 (2006) 665-671
Received June 20, 2006; Revised October 4, 2006; Accepted October 16, 2006

コスト関数の減少化と Ayers-Dainty 法を用いる繰り返し型ブラインドデコンボリューション法

高城　洋明*・高 橋　徹**,***・芹川　聖一*

*九州工業大学工学部電気工学科　〒804-8550 北九州市戸畑区仙水町 1-1
**大分工業高等専門学校電気電子工学科　〒870-0152 大分市牧 1666

An Iterative Blind Deconvolution Algorithm Using Minimization of the Cost Function and the Ayers-Dainty's Method

Hiroaki TAKAJO*, Tohru TAKAHASHI**,*** and Seiichi SERIKAWA*

*Department of Electrical Engineering, Faculty of Engineering, Kyushu Institute of Technology, 1-1, Sensuicho, Tobata, Kitakyushu 804-8550
**Department of Electrical and Electronic Engineering, Oita National College of Technology, 1666, Maki, Oita 870-0152

Recently we proposed an iterative blind deconvolution algorithm which uses minimization of a cost function and the image constraints. Although this method has the stable convergence property, it suffers from the stagnation problem. That is, this method can be trapped at the images for which the cost function takes the locally minimum values and can never get away from those images by any number of additional iterations. In this paper, in order to deal with the stagnation problem, we efficaciously incorporate, into this algorithm, the Ayers-Dainty's algorithm, and show, through the computer simulations, that the possibility that the original images are recovered accurately is increased by the resultant algorithm.

Key words: blind deconvolution, image retrieval, iterative method, cost function

1. はじめに

ブラインドデコンボリューションとは，観測された信号が原信号とぼけ関数とのたたみこみとして表される場合に，ぼけ関数を観測することなく原信号を回復することをいう．Lane と Bates は，画像や光波などのように二次元以上の信号の場合で，原信号とぼけ関数とが有限のサポートを有する場合には，ブラインドデコンボリューションが解をもち解析的に解を得ることが可能であることを，信号の Z 変換におけるゼロ点の集合である zero sheet の概念を用いて示した[1]．さらに Ayers と Dainty は，画像信号が非負性を有する場合について，非負性や像のサポートなどの拘束条件とインバースフィルターとを繰り返し用いて，像を分離回復する繰り返し型のブラインドデコンボリューション法を提案した[2]．この方法（以後 AD 法と略記する）は，像の拘束条件をアルゴリズムに簡単に取り込むことができ，観測像にノイズが存在する場合にもある程度の回復度が得られる方法として現在も広く使用されているが，収束性がなく，ノイズが存在しない場合にも，完全回復が得られるわけではないという欠点を有している．そこで，これまでにコスト関数の最小化や擬似プロジェクションを用いた方法などのさまざまな方法が提案されてきたが[3-5]，安定して解を得ることのできる方法はいまだに提案されていない．筆者らも，コスト関数の減少化と非負性などの拘束条件とを繰り返し用いるブラインドデコンボリューションアルゴリズムを提案したが[6]，この方法（以後 MP 法と略記する）は収束性をもつものの，像領域の拘束条件を満たしコスト関数が極小となる像に収束すると，それ以上の回復は見込めず停滞状態となってしまうという問題を有している[6,7]．この問題に対処するため，本論文では，MP 法に AD 法を組み込み，MP 法の収束能力を生かしつつ，AD 法を効果的に援用する手法を提案する．これにより，停滞問題を回避して，解を得る確率を向上させる

*** E-mail: tohru@oita-ct.ac.jp

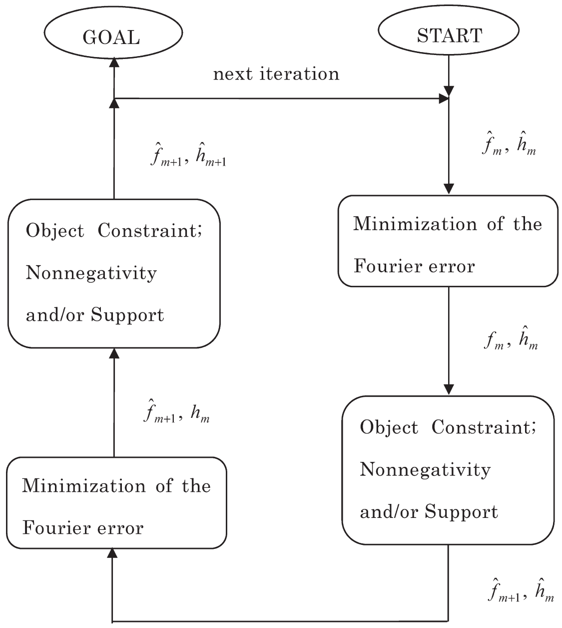

Fig. 1　Block diagram of the MP algorithm presented in Ref. 6.

ことができる．まず，第2章でアルゴリズムについて詳述し，第3章で数値シミュレーションによって本提案法の有効性を検証する．最後に，第4章でまとめを行う．

2.　MP/AD 法の提案

2.1　MP 法の復習

本論文では，原信号およびぼけ関数は二次元の画像信号であり，有限なサポート内でのみで非負の実数値をもつものとする．したがって，観測される画像も有限なサポート内でのみ非負の実数値をもつことになる．すなわち，本論文で扱うブラインドデコンボリューション問題は，観測像 $g(x,y)$ が原画像 $f(x,y)$ とぼけ関数 $h(x,y)$ とのたたみ込み

$$g(x,y)=\sum_{x',y'}f(x',y')h(x-x',y-y') \quad (1)$$

として表される場合に，ぼけ関数 $h(x,y)$ を観測することなく原画像 $f(x,y)$ を回復することを目指す問題である．回復に際しては，観測を通して得られる $g(x,y)$ の値のほかに，観測を必要としない先験的知識，すなわち原画像やぼけ関数が非負の実数値であることを像の拘束条件として用いる．また，観測像のサポートも用いることができる．

筆者らが提案した，コスト関数の減少化と非負性などの像の拘束条件とを繰り返し用いるブラインドデコンボリューションアルゴリズム（MP 法）の模式図を Fig. 1 に示す．コスト関数として，フーリエエラーを用いている．推定像 $\hat{f}(x,y)$，$\hat{h}(x,y)$ のフーリエエラー E_F^2 は

$$E_F^2=\sum_{u,\nu}|G(u,\nu)-\hat{F}(u,\nu)\hat{H}(u,\nu)|^2 \quad (2)$$

によって与えられる．ここで，$G(u,\nu)$，$\hat{F}(u,\nu)$，$\hat{H}(u,\nu)$ はそれぞれ $g(x,y)$，$\hat{f}(x,y)$，$\hat{h}(x,y)$ のフーリエ変換である．MP 法では，原画像とぼけ関数の繰り返し回数 m 回目の推定像をそれぞれ $\hat{f}_m(x,y)$，$\hat{h}_m(x,y)$ とするとき，$(m+1)$ 回目の推定像を以下のようにして求める．まず，推定原画像の候補 $f_m(x,y)$ をフーリエエラーの傾きベクトル $d_{fm}(x,y)$ を用いて，

$$f_m(x,y)=\hat{f}_m(x,y)-\alpha_{fm}d_{fm}(x,y) \quad (3)$$

としてフーリエエラーが減少するように求める．ただし，

$$d_{fm}(x,y)=\beta_{fm}(x,y)\frac{\partial E^2_{Fm}(\hat{f}_m(x,y),\hat{h}_m(x,y))}{\partial \hat{f}_m(x,y)} \quad (4)$$

$$\beta_{fm}(x,y)=\begin{cases}1 & (x,y)\in\text{support and } \hat{f}_m(x,y)>0\\ 1 & (x,y)\in\text{support and } \hat{f}_m(x,y)=0 \text{ and}\\ & \quad \partial E^2_{Fm}(\hat{f}_m(x,y),\hat{h}_m(x,y))/\partial\hat{f}_m(x,y)\le 0\\ 0 & (x,y)\in\text{support and } \hat{f}_m(x,y)=0 \text{ and}\\ & \quad \partial E^2_{Fm}(\hat{f}_m(x,y),\hat{h}_m(x,y))/\partial\hat{f}_m(x,y)>0\\ 0 & (x,y)\notin\text{support}\end{cases} \quad (5)$$

である．式（3）におけるパラメーター α_{fm} の値は，フーリエエラーを α_{fm} の関数とみなした場合に，フーリエエラーが最も小さくなるように決定される[6]．こうして求められた推定原画像の候補 $f_m(x,y)$ に対して，非負性およびサポートの拘束条件を課すことにより，$(m+1)$ 回目の推定原画像 $\hat{f}_{m+1}(x,y)$ が，

$$\hat{f}_{m+1}(x,y)=\begin{cases}f_m(x,y) & (x,y)\notin\gamma_{fm}\\ 0 & (x,y)\in\gamma_{fm}\end{cases} \quad (6)$$

として求められる．ここで，γ_{fm} はサポート外のサンプル点および $f_m(x,y)$ が負値であるサンプル点の集合を表す．次に，推定ぼけ関数の候補 $h_m(x,y)$ を，$\hat{h}_m(x,y)$ と式（6）により得られた $\hat{f}_{m+1}(x,y)$ とから，傾きベクトル $d_{hm}(x,y)$ を用いて，

$$h_m(x,y)=\hat{h}_m(x,y)-\alpha_{hm}d_{hm}(x,y) \quad (7)$$

としてフーリエエラーが減少するように求める．ただし，

$$d_{hm}(x,y)=\beta_{hm}(x,y)\frac{\partial E^2_{Fm}(\hat{f}_{m+1}(x,y),\hat{h}_m(x,y))}{\partial \hat{h}_m(x,y)} \quad (8)$$

$$\beta_{hm}(x,y)=\begin{cases}1 & (x,y)\in\text{support and } \hat{h}_m(x,y)>0\\ 1 & (x,y)\in\text{support and } \hat{h}_m(x,y)=0 \text{ and}\\ & \quad \partial E^2_{Fm}(\hat{f}_{m+1}(x,y),\hat{h}_m(x,y))/\partial\hat{h}_m(x,y)\le 0\\ 0 & (x,y)\in\text{support and } \hat{h}_m(x,y)=0 \text{ and}\\ & \quad \partial E^2_{Fm}(\hat{f}_{m+1}(x,y),\hat{h}_m(x,y))/\partial\hat{h}_m(x,y)>0\\ 0 & (x,y)\notin\text{support}\end{cases} \quad (9)$$

である．パラメーター α_{hm} の値は，α_{fm} の場合と同様の方

法により求める[6]．得られた式 (7) の推定ぼけ関数の候補 $h_m(x, y)$ に対して，非負性およびサポートの拘束条件を課すことにより，$(m+1)$ 回目の推定ぼけ関数 $\hat{h}_{m+1}(x, y)$ が

$$\hat{h}_{m+1}(x, y) = \begin{cases} h_m(x, y) & (x, y) \notin \gamma_{hm} \\ 0 & (x, y) \in \gamma_{hm} \end{cases} \tag{10}$$

として求められる．ここで，γ_{hm} はサポート外のサンプル点および $h_m(x, y)$ が負値であるサンプル点の集合を表す．このようにして，m 回目の推定像 $\hat{f}_m(x, y)$，$\hat{h}_m(x, y)$ から $(m+1)$ 回目の推定像 $\hat{f}_{m+1}(x, y)$，$\hat{h}_{m+1}(x, y)$ が得られる．

MP 法は安定した収束特性を示すが，像領域の拘束条件を満たす画像の中でフーリエエラーが極小となる画像に収束するとそれ以上の回復は見込めず，その画像に停滞した状態になるという問題を抱えている[6,7]．次節では，この停滞問題に対処する方法を提案する．

2.2 MP/AD 法

よく知られているように，AD 法はある程度の回復能力をもつものの，収束性をもたず，不規則な振動的挙動を示し，たとえ観測像にノイズが含まれていないときでさえ，原画像を完全に回復できるとは限らない．本節では，この AD 法を MP 法に組み込んで，MP 法の抱える停滞問題の回避のために AD 法を効果的に用いるアルゴリズム (MP/AD 法) を提案する．

求めるべき解，すなわち真の原画像と真のぼけ関数は，フーリエエラーがゼロとなる像であると同時に，フーリエエラーが極小となる像でもある．すなわち，解は像領域の拘束条件を満たして，フーリエエラーが極小となる像の集合の中に含まれる．したがって，解を得るためには，アルゴリズムは少なくともフーリエエラーが極小となる像に収束する必要がある．そこで，提案する MP/AD 法では，MP 法が停滞したと判断された場合にのみ AD 法を実行することにする．このようにすれば，少なくとも MP 法よりも回復率が悪くなることはなく，むしろ回復率の向上が期待される．ここで回復率とは，任意の乱数分布を初期像としてアルゴリズムを実行した場合に，解に収束する確率と定義する．AD 法を実行する代わりに，アルゴリズムが停滞したときの像に乱数分布を付加して，停滞状態からの脱出をはかる方法も考えられる．しかし，付加するノイズの値が小さ過ぎると再び同じ停滞像に収束してしまい，また逆に付加するノイズの値が大きすぎると，新たな乱数分布を初期像として MP 法を実行しなおす場合と変わりがなくなる．このため，付加すべきノイズの大きさを見積もることが困難であり，この方法は実効性のある方法とはいえない．停滞問題の回避には，不安定性を有しつつ，ある

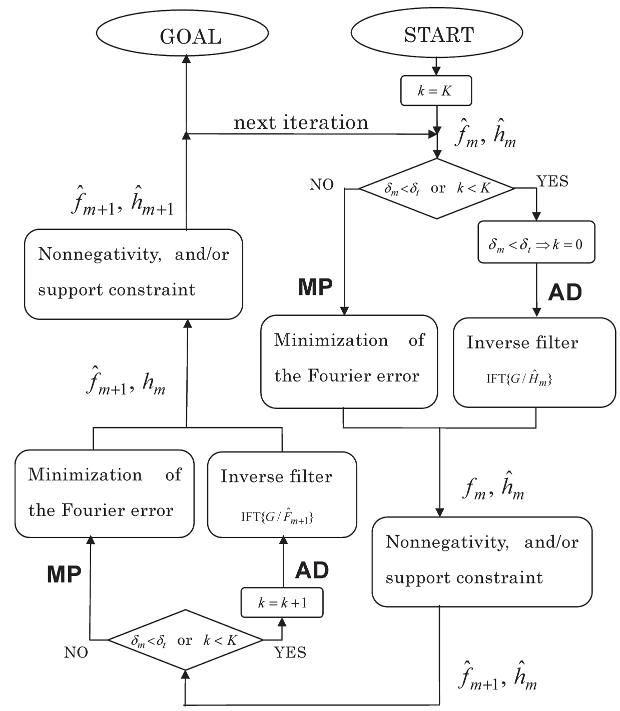

Fig. 2 Block diagram of the MP/AD algorithm. K iterations of the AD algorithm is executed just after the stagnating state of the MP algorithm has occurred, where K represents the prescribed number, for example 100.

程度の回復率が期待できる AD 法を用いるほうが得策である．なお，MP/AD 法は回復率の向上が期待される方法であるが，解への収束を保証する方法ではないことに注意しなければならない．

MP/AD 法においては，MP 法が停滞状態になったか否かを判断する必要がある．その判断は，フーリエエラーの減少率 δ_m

$$\delta_m = -\frac{E_{Fm}^2 - E_{Fm-1}^2}{E_{Fm}^2} \tag{11}$$

があらかじめ決められた閾値 δ_t よりも小さくなったか否かによって行われる．すなわち，MP/AD 法は，MP 法を実行中に δ_m が閾値 δ_t よりも小さくなったとき停滞状態が生じたと判断し，そのときの推定像を初期像として AD 法をある回数実行した後に，再び MP 法を実行するという処理を繰り返すアルゴリズムである．Fig. 2 に，MP/AD 法のブロック図を示す．AD 法では，MP 法におけるフーリエエラーの減少化の処理，すなわち式 (3) と式 (7) による処理の代わりに，インバースフィルター処理

$$f_m(x, y) = \mathrm{IFT}\{G(u, \nu)/\hat{H}_m(u, \nu)\} \tag{12}$$

$$h_m(x, y) = \mathrm{IFT}\{G(u, \nu)/\hat{F}_{m+1}(u, \nu)\} \tag{13}$$

を行うことによって，m 回目の原画像候補 $f_m(x, y)$ とぼけ関数候補 $h_m(x, y)$ を求める．像領域の拘束条件の適用

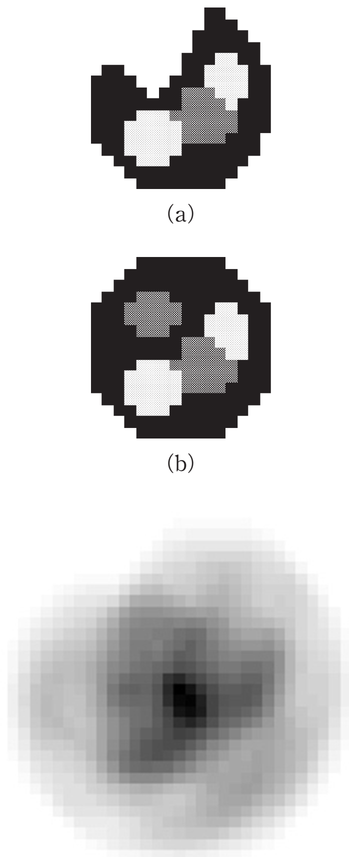
(a)
(b)
(c)

Fig. 3　Images used in our simulations. (a) Original image $f(x, y)$, (b) the blurring function $h(x, y)$, (c) the measured image $g(x, y)$, which was produced by convolving $f(x, y)$ with $h(x, y)$.

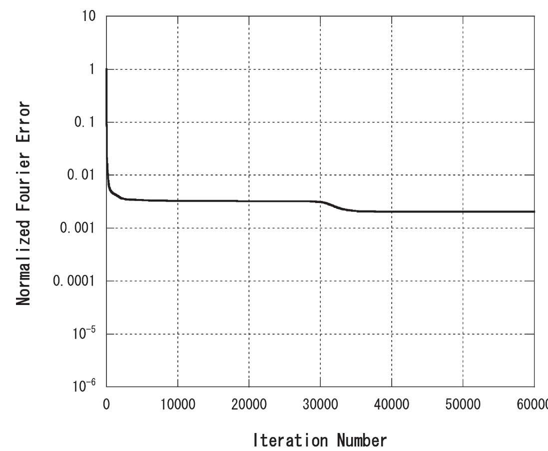

Fig. 4　Normalized Fourier error ε_{Fm} vs. the iteration number m obtained in the case in which the MP algorithm was executed.

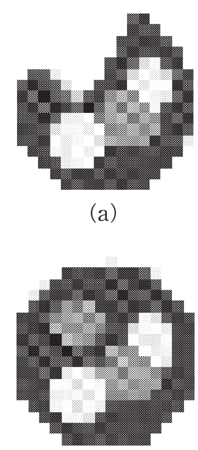
(a)
(b)

Fig. 5　Images recovered by the MP algorithm. (a) Original image, (b) the blurring function.

はMP法と同様に，式 (6)，式 (10) を用いて行う．なお，AD法には，繰り返し回数とともに，画像のエネルギーが原画像かまたはぼけ関数のどちらか一方に偏っていくという問題がある．このため，繰り返しごとに，ぼけ関数をそのエネルギーが1となるように規格化する処理を行うことにする．

3.　数値シミュレーション

数値シミュレーションを用いて，MP/AD法の有効性を検証する．Fig. 3 (a)，(b) に，原画像とぼけ関数を示す．Fig. 3 (a)，(b) のいずれを原画像，ぼけ関数と考えてもよい．観測像，すなわち原画像とぼけ関数とのたたみ込み像をFig. 3 (c) に示す．このFig. 3 (c) の観測像と像の先験的知識のみからFig. 3 (a)，(b) の原画像とぼけ関数を回復することを試みるが，原画像とぼけ関数のサポートに関する情報は入手が困難な場合が多く，観測像のサポートもまた観測像にノイズが含まれる場合には特定しにくい場合が多いので，最も回復困難な場合を想定して，観測像が有限のサポートを有することは仮定するものの，アルゴリズムの中で拘束条件として用いるのは像の非負性のみとする．また，繰り返し回数1回目の初期像 $f_1(x, y)$，$h_1(x, y)$ には乱数分布を用いる．

MP法を単独で実行して，停滞状態となった場合の結果をFig. 4に示す．Fig. 4は，繰り返し回数に対するフーリエエラーの変化を示している．ただし，フーリエエラーはそれ自身の値ではなく，観測像のエネルギーで規格化した値の平方根，ϵ_{Fm} によって示されている．この図から，アルゴリズムが停滞状態に陥ったことがわかる．このときの回復像をFig. 5に示す．次に，MP/AD法を同じ初期像を用いて実行した場合の，繰り返し回数に対するフーリエエラーの変化をFig. 6に示す．停滞状態を判定する閾値 δ_t は 10^{-7} とし，停滞状態と判断された場合のAD法の実行回数は100回とした．MP/AD法の総繰り返し回数を

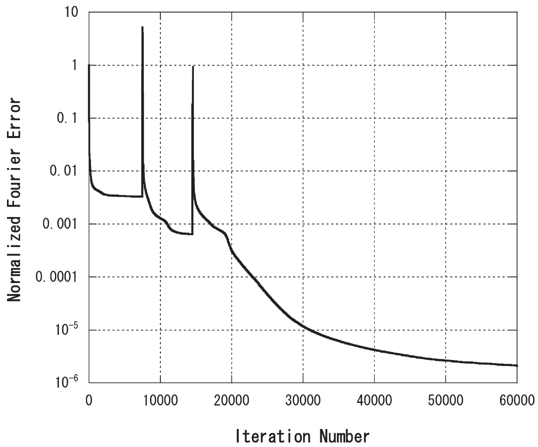

Fig. 6　Normalized Fourier error ε_{Fm} vs. the iteration number m obtained in the case in which the MP/AD algorithm followed by 3×10^4 iterations of the MP algorithm was executed. The threshold value δ_t was set to be 10^{-7}, and 100 iterations of the AD algorithm were executed just after the condition, $\delta_m<\delta_t$, had been satisfied.

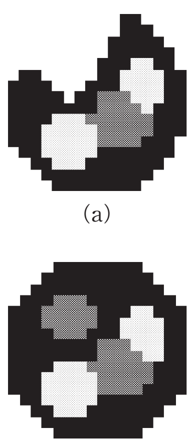

Fig. 7　Images recovered by the MP/AD algorithm. (a) Original image, (b) the blurring function.

3×10^4 回とし，最後にクリーニングの目的で MP 法を 3×10^4 回実行した．Fig. 7 に，このとき得られた回復像を示す．AD 法の実行により 2 度の停滞状態を克服して，解に到達したことがわかる．

筆者らは，乱数値分布の初期像 100 通りに対して，MP 法および MP/AD 法を実行した．その結果得られた回復像のフーリエエラーを Fig. 8 に示す．白丸は MP 法による結果を表し，黒丸は MP/AD 法による結果を表している．この図から，MP 法では回復率が 72% だったのに対し，MP/AD 法では回復率が 100% に達していること，すなわち MP/AD 法では 100 通りの初期像のすべてに対して解が回復されたことがわかる．

Fig. 9 に，停滞状態を判定するための閾値 δ_t と MP/AD

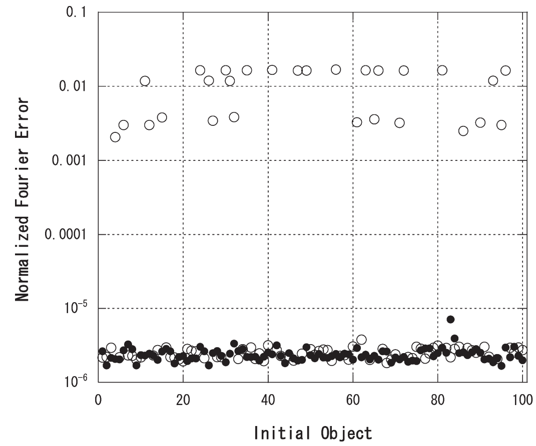

Fig. 8　Comparison between the performances of the MP and the MP/AD algorithms. 100 runs of each of the MP and the MP/AD algorithms were executed, each run with different initial guess formed by the uniformly distributed random numbers. The open circles (○) represent the convergence values of ε_{Fm} obtained by the MP algorithm, whereas the filled circles (●) by the MP/AD algorithm.

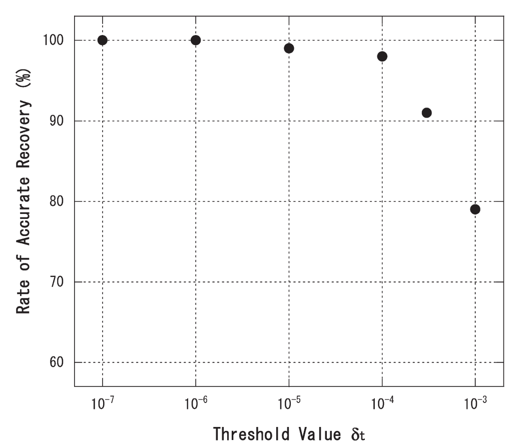

Fig. 9　Rate of the accurate recovery of the original image and the blurring function for various values of δ_t.

法の回復率との関係を調べた結果を示す．この図から，δ_t が大きくなると回復率が低下すること，すなわち δ_t が大きくなると，MP 法に対する停滞状態の判定が甘くなり，MP 法がフーリエエラーの極小像に到達する以前に AD 法が実行され，その結果回復率が低下することがわかる．すなわちこの図は，MP 法の停滞問題の克服には，AD 法を MP 法の停滞状態において実行するのが効果的であること，したがって MP 法の停滞状態を監視する必要があることを示している．

筆者らは，δ_t と回復率との関係を種々の原画像やぼけ関数を用い，数値シミュレーションによって調べた．その結果，回復率が低下する δ_t の値は回復すべき像に依存し

て変化することが判明したが，その値が像の形状とどのようにかかわっているのかは明らかとなっていない．したがって，現状では観測像の情報から設定すべき δ_t の値を見積もることができないため，δ_t はなるべく小さな値に設定したほうがよい．しかし，δ_t を小さな値にするほど，停滞状態と判断されるために必要な繰り返し回数が増加するので，あらかじめ決められた総繰り返し回数を増加する必要がある．例えば，Fig. 9 では，δ_t を 10^{-8} とすると，総繰り返し回数が 3×10^4 回の場合には回復率が 99% と低下するが，総繰り返し回数を 6×10^4 回に増加すると回復率は 100% となる．

筆者らはまた，AD 法を MP 法の停滞時に用いるのではなく，MP 法をあらかじめ決められた回数だけ実行した後に強制的に AD 法を実行するという一連のサイクルを繰り返す方法も実行したが，回復率は 100% になるとは限らなかった．例えば，MP 法を 1900 回，AD 法を 100 回実行する処理を 1 サイクルとして 10 サイクル実行した後に MP 法を単独で 3×10^4 回実行するという方法では，解の回復率は 92% であった．この方法では，MP 法の一定回数ごとに AD 法を実行するため，AD 法の実行時期が適切であるとは限らず，結果的に解を回復できない場合が生じてしまうことになる．この例もまた，AD 法は MP 法の停滞時に用いるのが効果的であり，MP 法の停滞状態の監視が必要であることを示している．

なお，筆者らは，MP 法の停滞時に実行する AD 法の回数の回復率への影響についても調べたが，AD 法の実行回数は多いほど効果があるということはなく，ある程度以上，具体的には約 100 回以上であれば十分であることがわかった．

以上では，観測像にノイズ成分が存在しない場合について検討したが，実際の観測では，微弱光観測やバックグラウンドノイズが大きい場合などのように，ノイズ成分が無視できない場合がある．このような場合についての詳細な検討は今後の課題とすることにし，以下では，簡単な検討を加えるのみとする．

いま，ノイズ成分を $n(x,y)$ とおくと，観測像 $g_n(x,y)$ は，

$$g_n(x,y)=g(x,y)+n(x,y) \\ =\sum_{x',y'} f(x',y')\,h(x-x',y-y')+n(x,y) \quad (14)$$

と表される．したがって，観測像 $g_n(x,y)$ はもはや 2 つの像のたたみこみとしては表されないので，ブラインドデコンボリューション問題としての解は存在しない．すなわち，$f(x,y)$，$h(x,y)$ はもはや解ではない．このような場合には，何を求め回復しようとしているのかを定める必要があるので，ここでは，フーリエエラーが最小となる像を求めるべき像と定めるものとする．

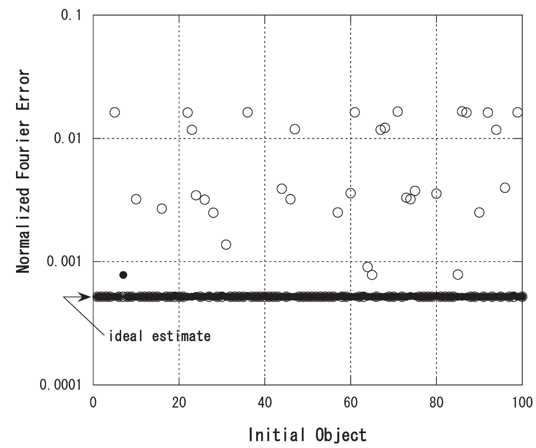

Fig. 10 Comparison between the performances of the MP and the MP/AD algorithms for the case in which the measured image is contaminated by additive noise. The noise ratio N_r is set to be 10^{-3}. 100 runs of each of the MP and the MP/AD algorithms were executed, each run with different initial guess formed by the uniformly distributed random numbers. The open circles (○) represent the convergence values of ε_{Fm} obtained by the MP algorithm, whereas the filled circles (●) by the MP/AD algorithm. In this figure, the value of ε_{Fm} for the ideal estimate is also indicated by an arrow.

観測像にノイズ成分が存在しないときには式 (14) は式 (1) と一致し，$f(x,y)$，$h(x,y)$ が求めるべき像となるが，ノイズ成分が存在する場合には，ノイズ成分の増加に伴って求めるべき像がどのように変化するかを検討する必要がある．数値シミュレーションでは，$f(x,y)$，$h(x,y)$ を初期像として MP 法を実行することによって，求めるべき像をあらかじめ知ることができる．このような像を理想推定像とよび，$\tilde{f}(x,y)$，$\tilde{h}(x,y)$ と記すことにする．すなわち，観測像にノイズ成分が存在するときにアルゴリズム（MP 法，MP/AD 法）が求めるべき像は，この理想推定像である．ノイズ成分の増加とともに，$\tilde{f}(x,y)$，$\tilde{h}(x,y)$ は徐々に $f(x,y)$，$h(x,y)$ から離れてゆく．ところが，ノイズ成分が大きくなると，$\tilde{f}(x,y)$，$\tilde{h}(x,y)$ のフーリエエラーが最小とはならなくなる可能性が生じる．このとき，アルゴリズムによる回復の妥当性は失われることになる．すなわち，ノイズ成分が存在する場合には，理想推定像のフーリエエラーが最小であるようなノイズレベルの範囲内でのみ，MP 法，MP/AD 法は有効であるということができる．

Fig. 10 は，ガウス分布の乱数を発生して，その絶対値をノイズ成分 $n(x,y)$ として $g(x,y)$ に付加した像を観測

像 $g_n(x, y)$ とした場合に，Fig. 8 と同様に 100 通りの乱数値を有する初期像に対して，MP 法および MP/AD 法を実行した場合の収束像のフーリエエラーを示している．MP/AD 法では Fig. 8 の場合と同様に，δ_t を 10^{-7} とし，停滞状態と判断された場合の AD 法の実行回数を 100 回として，総繰り返し総回数を 3×10^4 回，その後にクリーニングとして MP 法を 3×10^4 回実行した．同図には，理想推定像のフーリエエラーの値を矢印で示している．ノイズ成分 $n(x, y)$ のエネルギーと，ノイズ成分が加わる前の $f(x, y)$ と $h(x, y)$ のたたみこみ像 $g(x, y)$ のエネルギーとの比の平方根をノイズ比率 N_r,

$$N_r=\sqrt{\frac{\sum_{x,y}\{n(x, y)\}^2}{\sum_{x,y}\{g(x, y)\}^2}} \qquad (15)$$

と定義するとき，Fig. 10 で用いた観測像の N_r は 10^{-3} である．この値は，高いダイナミックレンジを有する CCD チップのノイズ比率に相当する値である．理想推定像への収束の割合を回復率と再定義してよぶことにすると，Fig. 10 から，MP 法では回復率が 67% であるが，MP/AD 法では 99% と回復率が向上していることがわかる．なお，総繰り返し回数を 6×10^4 回と 2 倍に増加すると，回復率は 100% となった．このようにノイズ成分が存在する場合にもノイズレベルが小さい場合には MP/AD 法は有効であるが，ノイズ成分が増加するにしたがって MP/AD 法の MP 法に対する有効性がどのように保持されるのか，特に，ノイズレベルが大きい場合にも AD 法を MP 法と組み合わせることが有効であるのか，あるいはノイズ成分が Fig. 10 で用いたような付加的なノイズではなく微弱光観測などにおいて問題となるような信号の大きさに依存するノイズである場合に MP/AD 法の有効性はどのように変化するのか等，興味ある課題は多く，今後の検討事項としたい．

4. ま と め

コスト関数としてフーリエエラーを用いて，その減少化を行う処理と像の非負性やサポートなどの先験的知識を像の拘束条件として用いる処理とを組み合わせた MP 法は安定した収束性を有するが，フーリエエラーが極小となる像に停滞するという問題を抱えている．この問題に対処するため，MP 法の停滞状態を監視し，停滞時に AD 法を決められた回数だけ実行する MP/AD 法を提案した．数値シミュレーションにより，MP/AD 法を用いれば MP 法を単独で実行するよりも回復率を向上できること，停滞状態の判定条件を緩め過ぎると回復率が低下すること，したがって MP 法が十分に停滞状態となってから AD 法を実行し，再び MP 法を実行することが回復率の向上に最も効果的であることを示した．今後は，観測像にノイズ成分が存在する場合における MP 法および MP/AD 法の特性を詳細に検討していかなければならない．

文 献

1) R. G. Lane and R. H. T. Bates: “Automatic multidimensional deconvolution,” J. Opt. Soc. Am. A, **4** (1987) 180–188.
2) G. R. Ayers and J. C. Dainty: “Iterative blind deconvolution method and its applications,” Opt. Lett., **13** (1988) 547–549.
3) R. G. Lane: “Blind deconvolution of speckle images,” J. Opt. Soc. Am. A, **9** (1992) 1508–1514.
4) D. Kundur and D. Hatzinakos: “A novel blind deconvolution scheme for image restoration using recursive filtering,” IEEE Trans. Signal Process., **46** (1998) 375–390.
5) Y. Yang, N. P. Galatsanos and H. Stark: “Projection-based blind deconvolution,” J. Opt. Soc. Am. A, **11** (1994) 2401–2409.
6) 高城洋明，高橋 徹，林 明彦：“コスト関数と物体の拘束条件とを用いる繰り返し型ブラインドデコンボリューション法”，光学，**31** (2002) 169–175.
7) 高城洋明，高橋 徹：“コスト関数と像の拘束条件とを用いる繰り返し型ブラインドデコンボリューション法の高速化”，光学，**33** (2004) 660–666.